

## 레이저 거리계를 이용한 이동 로봇을 위한 강인한 위치 추정 알고리즘

### Robust Localization Algorithm for Mobile Robots Using Laser Range Finder

손희진\*, 김병국  
(Hee Jin Sohn and Byung Kook Kim)

**Abstract :** We proposed a robust localization algorithm for mobile robots using LRF. A novel cost function for localization is suggested, which was used for calculating correct rotation angle and translation vector. We examined validity of our algorithm with various simulations and experiments, and also revealed robustness and accuracy compared to previous localization algorithms.

**Keywords :** mobile robot, localization, laser range finder, LRF

#### I. 서론

이동 로봇이란 실내 혹은 실외 공간에서 고유의 항법(navigation) 알고리즘에 따라 자율적으로 목적지로 이동할 수 있는 능력을 갖춘 로봇을 총칭한다. 이동 로봇은 공장에서 부품 상자 등을 자동적으로 운반하거나, 거동이 불편한 노약자를 목적지까지 안전하게 이송할 수 있으며, 원자력 발전소처럼 사람이 작업하기에 위험한 환경에서 동적인 작업을 수행할 수 있다[1].

이동 로봇은 미리 정해진 경로를 따라서만 이동할 수 있는 고정 경로(fixed-way) 이동 로봇과, 자율적인 이동이 가능한 자유 경로(free-way) 이동 로봇으로 나뉘어진다. 고정 경로 방식은 이동 로봇이 주행할 경로상에 매설 와이어(buried wire), 반사 테이프 또는 페인트 등을 이용하여 이동 로봇이 고정된 경로만을 따라서 움직이도록 하는 방식이다. 이 방법은 제어하기가 쉬운 장점이 있으나, 이동 경로를 변경하고자 할 경우 시설 변경에 따른 추가 비용이 소요되며, 돌발적인 장애물을 회피하기가 어려운 단점이 있다. 따라서 이 방법은 공장과 같이 고정된 경로만 이동하면 되는 환경에 주로 사용되며 사무실이나 가정과 같이 사람의 이동이 많은 실내 환경과, 고정 경로를 위한 시설의 설치가 불가능한 실외공간에서는 사용될 수 없다.

자유 경로 이동 로봇은 고정 경로 방식의 단점을 해결하기 위해, 외부 환경을 인식하는 센서를 이용하여 자신의 위치를 추정하는 위치 추정(localization) 기능과, 예기치 않은 장애물이 등장할 경우 이를 회피할 수 있는 장애물 회피(obstacle avoidance) 기능, 그리고 원하는 목적지까지의 이동 경로를 작성할 수 있는 경로 계획(path-planning) 기능을 갖고 있다.

자유 경로 이동 로봇이 원하는 목적지로 이동하여 주어진 작업을 수행하기 위해서는, 무엇보다도 작업 환경에서 자신의 위치를 정확히 파악할 수 있어야 한다. 즉, 로봇이 알고

있는 지도상의 위치와 실제 위치가 가능한 한 정확하게 일치해야 한다는 것이다. 그렇지 않으면 경로 계획이 아무런 의미가 없어지며, 이동 로봇은 주어진 임무를 수행할 수 없게 된다. 위치 추정을 위해 사용되는 일반적인 방법은, 로봇이 이해하기 쉬운 형태로 작성된 지도를 미리 입력시킨 후, 이를 로봇이 갖고 있는 센서로부터 획득한 데이터와 비교하여 지도상의 위치를 추정하는 것이다. 이를 위해 로봇은 환경에 대한 지도를 미리 알고 있어야 하며, 더불어 환경을 인식할 수 있는 센서를 갖추어야 한다.

위치 추정에 대한 기존의 연구에서, 이동 로봇의 사용 목적과 작업 환경에 따라 다양한 센서가 사용되었다. 모터의 회전수를 측정하는 광학 인코더(encoder)를 비롯하여, 시각(vision) 센서[2], 초음파(ultrasonic) 센서[3,4], 적외선(IR) 거리계[5], 레이저 거리계(laser range finder) [6] 등을 그 예로 들 수 있다. 그리고, 사용된 센서와 환경의 특성에 따라 다양한 지도가 사용되었는데, 격자 지도(occupancy grid map) [7], 위상 지도(topological map) [8], 기하 지도(metric map) [9] 등이 주로 사용되었다. [10]에서는 위상 지도와 기하 지도가 함께 사용되기도 했다.

여러 가지 센서 중에서도 특히 레이저 거리계는 이동 로봇의 위치 추정 연구에 많이 사용되어왔다[11-17]. 레이저 거리계는 정해진 각도 범위 내에서 일정 간격으로 물체와의 거리를 측정하고, 그 결과를 일정한 주기로 외부에 출력하는 기기이다. 이때 출력되는 데이터는 그 하나하나가 거리와 각도 정보를 갖고 있어서 직교 좌표계상의 독립된 점으로 표현될 수 있다. 레이저 거리계는 다른 센서에 비해 가격이 높은 단점이 있으나, 측정 결과가 IR이나 초음파 센서에 비해 매우 정확하며, 거리 정보를 바로 출력함으로 인해 시각 센서와는 달리 알고리즘에의 사용이 쉬우며, 많은 양의 데이터를 제공하기 때문에 위치 추정을 보다 정확하게 수행할 수 있는 장점이 있다[18].

기존의 레이저 거리계를 이용한 위치 추정 알고리즘은 그 특성에 따라 다양하게 분류할 수 있다. 그 중에서 중요하게 고려해야 할 측면은, 알고리즘에 사용된 데이터가 어떤 형태인가와 실질적인 위치 계산이 어떤 방법으로 이루어졌나

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 7. 24., 채택확정 : 2005. 2. 23.

손희진, 김병국 : 한국과학기술원 전자공학과

(hjsohn@ntcl.kaist.ac.kr/bkkim@ee.kaist.ac.kr)

다. 사용된 데이터의 형태적 측면에서는, 가공되지 않은 측정 데이터(raw data)를 그대로 사용하는 방식[5,6,11,13]과, 측정 데이터를 가공하여 교점 특징(corner feature) 혹은 선분 특징(line-segment feature)으로 추상화(abstraction)한 후 이를 알고리즘에 사용하는 방식[9,12,18-21]으로 분류할 수 있다. 전자는 측정 데이터를 그대로 사용하여 후자의 경우처럼 데이터를 가공하는 과정이 필요 없어 추가적인 연산 시간이 들지 않는다. 또한, 가공되지 않은 측정 데이터를 사용하므로 후자의 경우보다 많은 정보를 알고리즘에 제공할 수 있어, 계산 결과의 정확성(accuracy) 및 강인성(robustness)의 향상을 기대할 수 있다. 하지만 알고리즘에 사용되는 데이터의 양이 많아 전체적인 계산 시간이 길어지며, 측정 데이터 각각을 독립적으로 사용하므로 비교 대상인 지도와의 상관 관계(correspondence)를 파악하기가 쉽지 않아 오류가 발생할 확률이 높다. 그리고, 측정 데이터에 측정하고자 하는 환경 이외의 장애물에 대한 정보가 포함될 경우, 이를 식별해내기가 무척 어렵다. 반면 후자의 경우는 측정 데이터를 각종 특징으로 추상화한 이후에 알고리즘에 사용하므로 수행 시간이 줄어들며, 지도와의 상관 관계를 찾기가 용이하고, 장애물에 대한 식별 능력이 증대된다. 하지만 측정 데이터 전부를 사용하는 대신 교점 특징 혹은 선분 특징을 이용함에 따라, 위치 추정 알고리즘에 반영되는 정보의 양이 감소하여 계산 결과의 정확성 및 강인성이 그만큼 줄어든다. 또한, 추상화된 특징은 측정 데이터의 특성이 전부 반영되기 어렵다. 선분 특징은 일반적으로 측정 데이터의 최소 제곱 근사법(least squares approximation)을 통해 얻어지며, 선분의 양 끝점에만 표현되어 선분을 이루는 점의 분포나 그 수에 대한 정보가 사라지게 된다. 그리고 교점 특징은 레이저 거리계의 특성상 측정 데이터로부터 곧바로 얻어질 수는 없다. 선분 특징의 추출 후, 그들간의 교점으로 구성되는데, 그 때문에 선분 특징의 정확도에 크게 의존한다. 이는 위치 추정 시에 발생하는 오차의 한 원인이 된다.

위치 계산에 사용된 방법적 측면에서 보면, 로봇의 회전각(rotation angle)을 먼저 구한 후 병진 벡터(translation vector)를 구하는 방법[13,18], EKF(extended Kalman filter)를 이용하는 방법[22], 그리고 비용 함수(cost function)를 정의하여 이것을 최소로 만드는 회전각과 병진 벡터를 찾는 방법[14,21,23] 등이 있다. 로봇의 회전각과 병진 벡터를 순차적으로 구하는 방법은 경험적인 방법(heuristic method)으로서 최적의 해를 구해 주지 못하며, EKF는 비용 함수를 이용한 최적화(optimization)에 비해 정확도나 수행 시간 면에서 좋지 않다[21].

본 논문은 전역 위치 추정(global localization)문제는 다루지 않고 지역 위치 추정(local localization) 문제에서 레이저 거리계를 장착한 이동 로봇의 위치 추정 알고리즘을 새롭게 정의된 비용 함수를 이용하여 제안한다. 이 알고리즘은 레이저 거리계 데이터의 특성을 적극 활용함으로써 상관 관계의 정립을 안정적으로 수행하며, 그와 동시에 강인성 및 정확성을 향상시켰다.

II장에서는 문제를 정의하고 제안된 알고리즘을 수식화하였으며, III장에서는 시뮬레이션을 통해 성능 및 강인성이 다른 알고리즘보다 우수함을 보였다. IV장에서 실제 실험을 통

해 알고리즘의 우수성을 확인하였으며, 끝으로 결론 및 추후 과제는 V장에서 언급하였다.

II. 위치 추정 알고리즘

본 논문에서 제안하는 위치 추정 알고리즘은 선분으로 이루어진 전역 지도를 알고 있고, 전면 180도의 각을 스캔할 수 있는 SICK사의 LMS200 레이저 거리계를 장착한 이동 로봇을 위한 것이다. 이동 로봇의 모터에는 인코더가 장착되어 있다고 가정한다. LMS200은 전면 180도의 각을 0.25도/0.5도/1도의 간격으로 스캔할 수 있으며, 8m의 측정 범위에서 ±15mm의 기기적 오차(system error)를 갖는 정밀한 측정 센서로, 시리얼 인터페이스를 통해 PC에 연결되어 가격이 고가이지만 사용이 편리하다.

레이저 거리계와 인코더를 가진 이동 로봇의 일반적인 위치 추정 과정은 그림 1과 같다. 먼저 레이저 거리계로부터 획득한 데이터에서 측정 범위를 벗어난 잘못된 데이터를 제거한다. 그리고 선분으로 이루어진 전역 지도와의 대응 공정(matching process)을 용이하게 하기 위해, 선분을 나타내는 소 집합으로 측정 데이터를 분할한다(data segmentation). 한편 인코더 데이터로부터 대략적인 이동 로봇의 위치를 가정할 수 있는데, 이를 기준으로 전역 지도를 지역 지도로 변환한 다음 이것과 분할된 측정 데이터를 서로 대응시키는 대응 공정

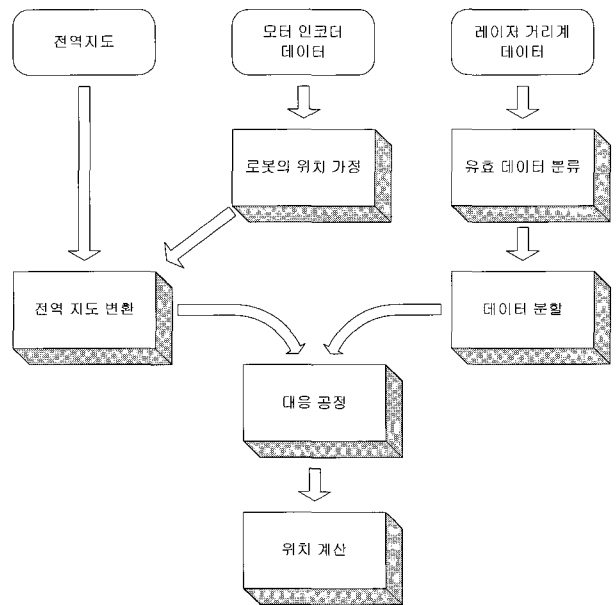


그림 1. 이동 로봇의 위치 추정 과정.  
Fig. 1. Localization process for mobile robots.

표 1. 좌표계의 종류.  
Table 1. Used coordinate systems.

좌표계	설 명
$\Sigma_W$	전역 지도의 기준인 전역 좌표계
$\Sigma_R$	실제 로봇의 위치에서의 지역 좌표계
$\Sigma_E$	인코더의 정보에 의한 추정 위치에서의 지역 좌표계

을 수행한다. 대응 공정을 통해 전역 지도의 선분과 측정 데이터 선분 간의 대응 관계가 결정되면 일련의 계산과정을 통해 로봇의 위치를 계산하게 된다.

이동 로봇의 위치 추정에는 다음 세 가지의 좌표계를 고려한다.

로봇의 위치는  $\Sigma_w$ 의 Z축을 기준으로  $\Sigma_R$ 의 회전각과 병진 벡터로 나타낸다. 전역 지도는  $\Sigma_w$ 를 기준으로 표기되며, 레이저 거리계로부터 획득한 거리 데이터는  $\Sigma_R$ 을 기준으로 작성되므로, 전역 지도를 기준으로 한 거리 데이터의 회전각과 병진 벡터를 찾는 것이 곧 위치 추정 문제의 해결로 이어지게 된다. 두 정보간의 연관 관계를 찾는 것은 대응 공정(matching process)을 통해 이루어지는데, 이는 전역 지도와 거리 데이터를 가능한 한 적은 오차로 상호 관련시키는 작업을 말한다. 그런데 로봇이 이동하면서  $\Sigma_R$ 이 함께 변하게 되며, 그에 따라  $\Sigma_w$ 와의 관계도 달라지게 된다. 그로 인해 전역 지도와 거리 데이터를 바로 대응시키는 것은 쉽지 않으며, 이때 유용하게 사용되는 정보가 인코더 데이터이다.

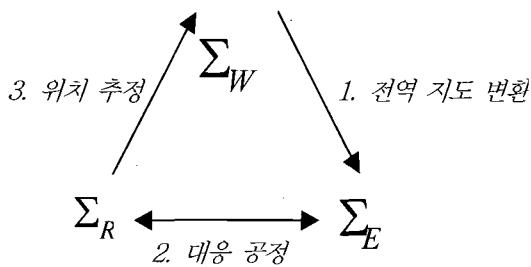


그림 2. 위치 추정에서 좌표계간의 관계.  
Fig. 2. Relationship among coordinates in localization process.

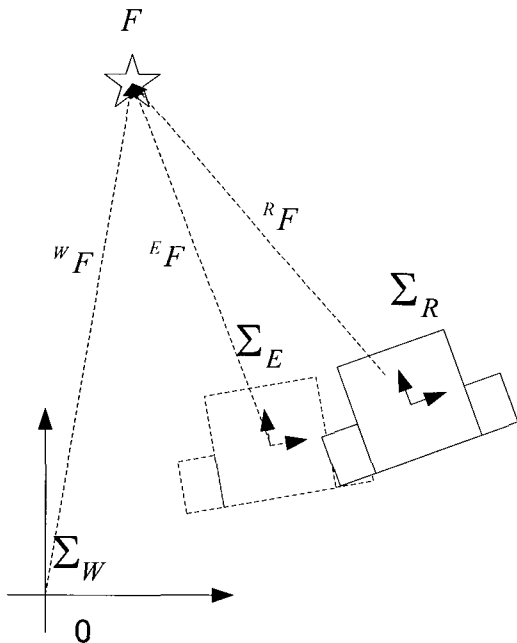


그림 3. 좌표 관계.  
Fig. 3. Relationship among coordinates.

인코더 데이터로부터 계산되는  $\Sigma_E$ 는  $\Sigma_R$ 과 충분히 가깝기 때문에,  $\Sigma_w$ 를 기준으로 한 전역 지도를  $\Sigma_E$  기준으로 변환한 후 이것과  $\Sigma_R$  기준의 거리 데이터를 비교하여 연관 관계를 찾는다(그림 2 참조).

어떤 특징점(feature point)  $F$ 가 존재한다고 했을 때,  $F$ 는 각 좌표계에 따라  ${}^wF, {}^R F, {}^E F$ 로 나타낼 수 있다.  ${}^wF$ 는 전역 지도 좌표계로 나타나는  $F$ 의 좌표이며,  ${}^R F$ 는 로봇이 자신의 위치를 원점으로 하여 바라본 좌표이고,  ${}^E F$ 은 오차가 포함된 인코더 데이터를 근거로 파악한 로봇의 위치를 원점으로 하여 나타낸 좌표이다(그림 3 참조).

이들간의 상호 관계를 회전 행렬(rotation matrix)  $R = \begin{bmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}$ 과 병진 벡터  $P = \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \end{bmatrix}$ 로 나타내어 최종적인 로봇의 위치를 구하게 된다. 그림 2의 전역 지도 변환은 다음 식과 같이 기술된다.

$$\begin{aligned} {}^wF &= {}^wR_E \cdot {}^E F + {}^wP_E \\ &= {}^wH_E \cdot {}^E F \\ \Rightarrow {}^E F &= ({}^wH_E)^{-1} \cdot {}^wF \end{aligned} \tag{1}$$

여기서  $H$ 는  $R$ 과  $P$ 로 이루어진  $3 \times 3$  변환 행렬이며, (2)로 정의된다.

$${}^wH_E = \begin{bmatrix} {}^wR_E & {}^wP_E \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

(1)을 이용하여 전역 지도의 선분을  $\Sigma_E$  좌표계로 변환할 수 있다. 대응 공정에 의해  ${}^E F$ 와  ${}^R F$ 을 다음과 같이 대응시키게 된다.

$${}^E F = {}^E H_R \cdot {}^R F \tag{3}$$

따라서  ${}^R F$ 와 이에 대응되는  ${}^wF$ 는 (1)과 (3)으로부터

$$\begin{aligned} {}^wF &= {}^wH_E \cdot {}^E H_R \cdot {}^R F \\ &= {}^wH_R \cdot {}^R F \end{aligned} \tag{4}$$

여기서

$$\begin{aligned} {}^wH_R &= \begin{bmatrix} {}^wR_E & {}^wP_E \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} {}^E R_R & {}^E P_R \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} {}^wR_E \cdot {}^E R_R & {}^wR_E \cdot {}^E P_R + {}^wP_E \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{5}$$

(5)에서,  ${}^wR_E$ 와  ${}^wP_E$ 는 알려진 값이므로,  ${}^E R_R$ 과  ${}^E P_R$ 을 구하면 위치 추정 문제는 해결된다. 즉,  $\Sigma_E$ 를 기준으로 변환된 전역 지도의 선분과  $\Sigma_R$ 을 기준으로 하는 레이저 거리계 데이터의 관계를 알아 내는 것이 위치 추정 문제 해결의 관건이다.

그림 1의 데이터 분할, 대응 공정, 그리고 위치 계산 등의 각 단계를 상세히 알아 본다.

1. 거리 데이터의 분할

레이저 거리계로부터 획득한 데이터는 독립적인 점들로 이루어져있어, 그대로는 선분으로 이루어진 전역 지도에 대응시키기가 곤란하다. 서론에서도 언급하였듯이, 거리 데이터는 개별적인 점임과 동시에 특정 선분의 일부를 나타내므로, 동일한 선분을 나타내는 집합으로 분할하는 작업을 수행한다. 본 논문에서는 L. Zhang이 사용한 분할 방법[18]을 개선하여 분할의 기점이 되는 거리 데이터의 처리 방법을 명시하고 분할된 집합에 선분의 파라미터(parameter)를 함께 할당하는 알고리즘을 사용하였다(표 2 참조).

본 논문에는 직선을 그림 4와 같이 나타낸다. 원점에서 직선을 향해 수선의 발을 내렸을 때 +x 축과 수선의 발이 이루는 각  $\theta$ 와 수선의 발의 길이  $\rho$ 를 직선의 파라미터로 삼으며, 각 파라미터의 범위는  $-\pi < \theta \leq \pi, \rho \geq 0$ 이다.

거리 데이터의 집합을  $D$ 라고 할 때,  $D$ 로부터 분할된 선분의 집합을  $G$ 라고 하자. 이 중  $i$ 번째 원소  $G_i$ 는 하나의 선분을 나타내며 직선의 파라미터  $\theta_i^G, \rho_i^G$ 를 포함한다.

$$G = \{G_i \mid i = 1..N_G\} \tag{6}$$

$$G_i = \{\theta_i^G, \rho_i^G, D_{ij} \mid j = 1..N_i\} \tag{7}$$

여기서  $N_G$ 는  $G_i$ 의 개수이며,  $N_i$ 는  $G_i$ 를 이루는 거리 데이터의 개수이고,  $D_{ij}$ 는  $G_i$ 를 이루는  $j$ 번째 점을 가리킨다. 즉,  $D_{ij} \in D$ 이다.

표 2. 거리 데이터의 분할 방법.

Table 2. Fragmentation method of range data.

- |  |
|--|
| <ol style="list-style-type: none"> <li>1) 거리 데이터의 시작점과 끝점을 지나는 직선을 가정하고, 직선의 파라미터를 구한다.</li> <li>2) 이 직선에서 가장 먼 거리에 위치하는 점을 찾는다.</li> <li>3) 그 거리가 충분히 작으면, 시작점부터 끝점까지의 집합이 형성되며, 직선의 파라미터를 함께 할당한다.</li> <li>4) 그 거리가 충분히 작지 않으면, 그 점을 중심으로 점의 집합을 구분하고, 각 집합에 따라 위 과정을 반복한다. 이때, 분할의 중심이 되는 점은 인접한 다른 점과의 거리가 가까운 집합에 소속된다.</li> </ol> |
|--|

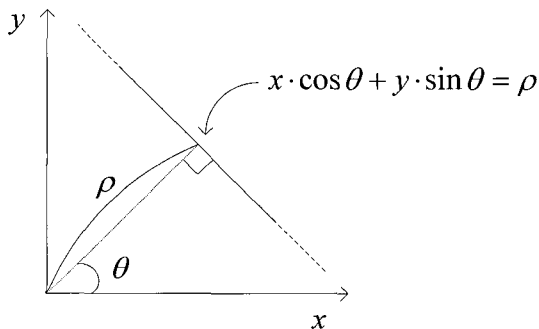


그림 4. 사용된 직선의 표현 방법.

Fig. 4. Used method for line representation.

2. 분할된 거리 데이터와 전역 지도의 대응

$\Sigma_E$  좌표계로 표현된 전역 지도의 각 선분은 거리 데이터의 선분별 집합과 인코더의 오차 범위만큼 떨어져있다. 레이저 거리계의 스캔 주기가 충분히 짧아서 인코더 오차가 크지 않다고 가정하면 비교적 단순한 검증 방법으로 전역지도의 선분과 거리 데이터를 대응시킬 수 있다.

$\Sigma_E$  좌표계상의 전역 지도를  $M$ 이라 하고,  $N_M$  개의 선분으로 이루어져 있다면

$$M = \{M_k \mid k = 1..N_M\} \tag{8}$$

선분  $M_k$ 는 양 끝점의 좌표와 아울러, 직선의 파라미터  $\theta_k^M$ 과  $\rho_k^M$ 을 포함한다.

$$M_k = \{\theta_k^M, \rho_k^M, (x_k^s, y_k^s), (x_k^e, y_k^e)\} \tag{9}$$

여기서  $(x_k^s, y_k^s)$ 와  $(x_k^e, y_k^e)$ 는 각각  $M_k$ 의 시작점과 끝점을 가리킨다.

대응 과정은 (7)의  $G_i$ 와 대응되는 전역지도 선분은 (8)의  $M_k$ 중에서 찾아 서로 짝지어주는 것을 말한다.  $G_i$ 는 거리 데이터의 집합임과 동시에 선분의 특성, 즉  $\theta$ 와  $\rho$  값을 함께 갖고 있다. 이것을 이용하여 쉽게 전역 지도 선분과 대응시킬 수 있는데,  $G_i$ 와  $M_k$ 가 다음 식을 만족한다면 서로 대응된다고 판단한다.

$$|\theta_i^G - \theta_k^M| \leq \sigma_\theta \tag{10}$$

$$|\rho_i^G - \rho_k^M| \leq \sigma_\rho \tag{11}$$

여기서  $\sigma_\theta$ 와  $\sigma_\rho$ 는 실험적으로 얻어진 경계 값이다.

인코더 데이터의 오차가 그리 크지 않다고 가정하고 있기 때문에, (10)과 (11)만으로도 대응관계를 찾을 수 있으며, 실사 대응 관계에서 일부 오류가 발생하더라도 전체 위치 추정 계산에 미치는 영향은 그리 크지 않다. 그 이유는 대응 관계에 오류를 발생시키는 데이터는 대체로 장애물로부터 획득한 것이며 이들은 비교적 짧고 분산이 크다. 따라서 이들은 이후에 설명할 비용 함수에서 그 가중치가 다른 선분에 비해 작아서 전체적인 위치추정에 미치는 영향이 크지 않다. 이는 III장과 IV장에 명시하였다. 한편, 찾아낸 대응관계  $S$ 는

$$S = \{S_l \mid S_l = (G_i, M_k), l = 1..N_S, i \leq N_G, k \leq N_M\} \tag{12}$$

이때  $N_S \leq N_G$ 이다. 그 이유는, 전역 지도에서는 하나의 선분이나 실제 측정에서는 여러 개로 분할될 수 있기 때문이다. 같은 이유로 하나의  $M_k$ 에는 여러 개의  $G_i$ 가 대응될 수 있다.

3. 위치 추정 계산

수립된 대응 관계  $S$ 를 바탕으로 (5)의  ${}^E R_R$ 과  ${}^E P_R$ 을 계산해야 한다. 서론에서 언급하였듯이, 본 논문에서는 비용 함수를 새롭게 정의하였다.

그림 5는 하나의 대응 관계  $S_l(G_i, M_k)$ 에 대한 그림이다.

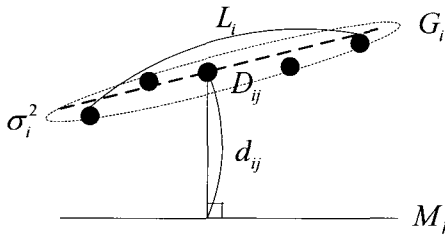


그림 5. 비용 함수의 정의.  
Fig. 5. Definition of cost function.

거리 데이터  $G_i$  중의 한 점인  $D_{ij}$ 로부터 전역 지도 선분  $M_k$ 에 내린 수선의 발의 길이를  $d_{ij}$ ,  $G_i$ 가 나타내는 선분의 길이를  $L_i$ ,  $G_i$ 의 점들이 갖는 분산(variance)을  $\sigma_i^2$ 이라고 하자.  $M_k$ 를 기준으로  $G_i$ 를 대응시키는 것이므로,  $M_k$ 에 대한  $G_i$ 의 회전각과 병진 벡터를 각각  $\phi$ 와  $P$ 로 정의한다.  $D_{ij}$ 가  $(\phi, P)$ 에 따라 변하므로  $d_{ij}$ 는  $(\phi, P)$ 의 함수이며 이로부터 새로운 비용 함수  $E$ 를 다음과 같이 제안한다.

$$E(\phi, P) = \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} d_{ij}^2(\phi, P) \quad (13)$$

(13)에 정의된 비용 함수의 특징은 측정 데이터의 특성을 알고리즘에 적극 반영한다는 것이다. 서론에서 데이터 추상화의 문제점으로 지적되었던 거리 데이터의 수와 분포 형태

등의 정보가 비용 함수에 모두 포함되어 있다.  $\sum_{j=1}^{N_i} d_{ij}^2(\phi, P)$

을 통해  $G_i$ 를 이루는 모든 점을 고려한다는 것은 평균의 의미와 함께, 점의 수가 많을수록 더 큰 가중치를 줌으로써 알고리즘에서의 역할을 더 크게 한다는 것을 의미한다. 또 각각의  $G_i$ 에 대해  $\frac{L_i}{\sigma_i^2}$ 을 가중치로 곱하여서 길이가 길고 분

산이 작을수록 더 정확한 데이터로 보고, 그러한 측면이 비용 함수에 반영되도록 하였다. 이렇게 정의된 비용함수를 최소로 하는  $\phi$ 와  $P$ 를 구하는 것이 바로 위치 추정 문제를 해결하는 것이다.

수식의 전개 과정은 [23]과 유사하다. 다만 [23]에서는 배율 변수(scale factor)를 수식에 삽입하여 전개하였으나, 레이저 거리계로부터의 데이터는 실제 거리를 측정했기 때문에 배율이 1로 고정된다. 이에 따라 수식을 전개하면 [23]에서와는 달리 4차 방정식을 얻게 되며, 4차 방정식의 일반적인 해법에 따라 최종해를 얻을 수 있다.

(13)을 전개하면 다음과 같은 형태가 된다.

$$d_{ij}^2(\phi, P) = (m_i \cdot (\Delta_{ij} \cdot \Phi + P) - \rho_i^M)^2 \quad (14)$$

이때,

$$m_i = [\cos \theta_i^M \quad \sin \theta_i^M], \Delta_{ij} = \begin{bmatrix} x_{ij} & -y_{ij} \\ y_{ij} & x_{ij} \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} \cos \phi \\ \sin \phi \end{bmatrix} \quad (15)$$

(14)를 (13)에 대입하여 전개하면,

$$E(\Phi, P) = \Phi^T \cdot A \cdot \Phi + 2P^T \cdot B \cdot \Phi + P^T \cdot C \cdot P - 2U^T \cdot \Phi - 2V^T \cdot P + k \quad (16)$$

여기서  $A, B, C, U, V$ 는 측정 데이터와 전역 지도로부터 계산되는 상수 행렬로서 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} A &= \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} \Delta_{ij}^T \cdot m_i \cdot m_i^T \cdot \Delta_{ij}, & B &= \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} m_i \cdot m_i^T \cdot \Delta_{ij} \\ C &= \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} m_i \cdot m_i^T, & U &= \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} \rho_i^M \cdot \Delta_{ij}^T \cdot m_i \\ V &= \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} \rho_i^M \cdot m_i, & k &= \sum_{i=1}^{N_s} \frac{L_i}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N_i} (\rho_i^M)^2. \end{aligned} \quad (17)$$

$E$ 는 여러 개의 지역 최소값(local minimum)을 가질 수 있는데, 그 중에서 물리적 제한 조건을 만족시키는  $\Phi$ 와  $P$ 를 로봇의 위치 추정값으로 한다. 지역 최소값에서의  $E$ 는 다음 조건을 만족한다.

$$\frac{\partial E}{\partial \Phi} = \frac{\partial E}{\partial P} = 0 \quad (18)$$

즉,  $\Phi$  혹은  $P$ 로 편미분함으로써 어느 하나의 변수로 수식화할 수 있다. 그런데,  $\Phi$ 는 그 정의에 따라 다음과 같은 제한 조건을 만족한다.

$$\Phi^T \cdot \Phi = 1 \quad (19)$$

따라서, (16)를  $\Phi$ 만의 식으로 전개하는 것이 보다 용이하다. (18)를 이용하여  $P$ 를  $\Phi$ 에 대한 식으로 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial P} = 2B\Phi + 2CP - 2V = 0 \quad (20)$$

$$P = C^{-1}(V - B\Phi) \quad (21)$$

(21)을 (16)에 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$E = \Phi^T F \Phi + 2W^T \Phi + k' \quad (22)$$

이때,

$$\begin{aligned} F &= A - B^T (C^{-1})^T B \\ W &= B^T (C^{-1})^T V - U \\ k' &= k - V^T (C^{-1})^T V. \end{aligned} \quad (23)$$

(22)에  $F = \begin{bmatrix} a & c \\ c & b \end{bmatrix}$ ,  $W = \begin{bmatrix} f \\ g \end{bmatrix}$ ,  $\Phi = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ 를 대입하여 정리하면,

$$E = ax^2 + by^2 + 2cxy + 2fx + 2gy + k' \quad (24)$$

$a, b, c, f, g$  등은 전개과정에서 얻어지는 상수값이다. 또한, (19)의 제한조건을 풀어서 정리하면 다음과 같다.

$$h = x^2 + y^2 - 1 = 0 \quad (25)$$

제한조건이 주어진 함수를 최소화하는 문제이므로 라그랑지 정리(Lagrange's theorem)[24]를 이용해야한다. 여기서, [23]과 같이 고유치 문제로 귀착되지 못하는 이유는 [23]의 경우처럼 크기 변수 (scale factor)를 고려하지 않기 때문이다. 라그랑지 정리에 따르면 비용함수 (24)를 최소화 하는 것은 다음 식을 최소화하는 것과 동일하다.

$$\nabla E + \lambda \nabla h = 0 \tag{26}$$

이때,

$$\nabla E = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial x} \\ \frac{\partial E}{\partial y} \end{bmatrix}, \quad \nabla h = \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial x} \\ \frac{\partial h}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{27}$$

(25)을 (26)에 대입하여 정리하면  $y$ 만의 4차 방정식을 얻을 수 있다.

$$y^4 + a_3 y^3 + a_2 y^2 + a_1 y + a_0 = 0 \tag{28}$$

여기서  $a_3, a_2, a_1, a_0$  은 (16)의 상수 파라미터들로부터 생성된다.

위 식을 4차 방정식의 일반적인 해법으로 풀이하면 다음과 같은 4개의 근을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} y_1 &= -\frac{1}{4}a_3 + \frac{1}{2}k_1 + \frac{1}{2}k_2 \\ y_2 &= -\frac{1}{4}a_3 + \frac{1}{2}k_1 - \frac{1}{2}k_2 \\ y_3 &= -\frac{1}{4}a_3 - \frac{1}{2}k_1 + \frac{1}{2}k_3 \\ y_4 &= -\frac{1}{4}a_3 - \frac{1}{2}k_1 - \frac{1}{2}k_3 \end{aligned} \tag{29}$$

여기서

$$\begin{aligned} k_1 &= \sqrt{\frac{1}{4}a_3^2 - a_2 + u} \\ k_2 &= \sqrt{\frac{3}{4}a_3^2 - k_1^2 - 2a_2 + \frac{1}{4}(4a_3a_2 - 8a_1 - a_3^3)k_1^{-1}} \\ k_3 &= \sqrt{\frac{3}{4}a_3^2 - k_1^2 - 2a_2 - \frac{1}{4}(4a_3a_2 - 8a_1 - a_3^3)k_1^{-1}} \end{aligned} \tag{30}$$

$u$  는 4차 방정식의 풀이 과정에서 생성되는 상수이다.

$$|\phi| \leq \frac{\pi}{2} \text{의 범위에서 } \cos \phi \geq 0 \text{ 이므로}$$

$$\cos \phi = \sqrt{1 - y^2} \tag{31}$$

계산 과정에서 가정했던 각 조건식을 모두 만족하는  $y$  를 찾으면, 그것으로부터 로봇의 회전각을 구한다.

$$\phi = \sin^{-1} y \tag{32}$$

계산된  $\phi$  를 (21)에 대입하여 병진 벡터  $P$  를 구하면 (5)에

정의된 변환 행렬  ${}^w H_R$  이 계산되어 비로소 로봇의 위치 추정이 완료된다.

### III. 시뮬레이션

기존의 알고리즘과 새로이 제안하는 알고리즘을 비교하기 위해 모의 환경에서 시뮬레이션을 수행하였다. 레이저 거리계의 모델은 실제 실험에 사용할 SICK사의 LMS200을 기초로 작성되었고, 인코더의 오차는 일정 범위의 균일한 분산을 갖는 것으로 모델링하였다. 모의 환경은 다음 세가지 경우를 마련하였다.

제안하는 알고리즘과 성능을 비교할 알고리즘의 목록은 표 4와 같다.

각 알고리즘은 사용하는 데이터의 형태가 다르다. <Proposed>는 거리 데이터를 그대로 사용하지만, <Beveridge 2P>와 <Beveridge ISPD>는 선분 특징을 이용한다. 또, <Borges>는 선분 특징과 함께 점 특징도 사용한다. 본 시뮬레이션에서 사용되는 선분 특징은 거리 데이터를 최소 제곱 근사(least squares approximation)를 통해 생성하였으며, 점 특징은 선분 특징이 만나는 교점, 즉 모퉁이점(comer point)으로 할당하였다.

시뮬레이션 도구로는 그리기 기능이 편리한 MATLAB을 사용하였다. 표 3의 각 경우에 따라 마련된 가상 공간을, 모델링된 레이저 거리계와 인코더를 장착한 로봇이 미리 지정된 경로를 따라 움직이며 위치 추정을 수행하게 된다. 레이저 거리계가 획득한 데이터와 위치 추정을 수행한 결과가 그림으로 나타나도록 프로그래밍하였다.

객관적인 평가를 위해 4개의 면으로 이루어진 단순한 공간을 가정하고, 로봇은 위치를 바꾸어가며 50회의 측정을 한다. 측정 때 마다 각각의 알고리즘은 위치 추정을 수행하며

표 3. 모의 환경의 종류.

Table 3. Used simulation cases.

경우 (Case)	설 명
경우 1	(일반적인 경우) - 레이저 거리계로부터 획득한 데이터의 분산이 벽면에 관계없이 일정하며, 완벽한 대응관계가 성립되었을 때 (perfect match).
경우 2	(벽면의 특성이 다른 경우) - 벽면에 따른 거리 데이터의 분산이 다른 경우.
경우 3	(대응 공정에 오류가 발생한 경우) - 장애물 데이터가 벽면에 대응되었을 때.

표 4. 비교 대상 알고리즘의 목록.

Table 4. List of algorithms to be compared.

<Proposed>	Proposed algorithm
<Beveridge 2P>	Beveridge's algorithm using 2 points[23]
<Beveridge ISPD>	Beveridge's algorithm using ISPD[23]
<Borges>	Borges' algorithm[21]

실제 위치와의 오차, 즉 병진 위치 오차(translation error)와 회전각 오차(rotation angle error)를 기록한다. 그런데 이렇게 계산된 오차는 매우 작고 측정 시마다 다른 양상을 보여 비교하기 어렵다. 그리하여 각 알고리즘 별로 누적된 오차의 크기를 비교하여 그 성능을 파악한다.

1. 일반적인 경우

그림 6과 같은 6mX6m의 정사각형 방 중앙에 로봇을 위치시키고, 0.1radian 간격으로 반시계 방향으로 회전하며 50회의 위치 추정을 실시한다. 그림 7은 전역 지도와 측정 데이터를 나타낸 것으로, 점선이 인코더 정보로 변환된 전역 지도이며, 점으로 표시된 것이 레이저 거리계 데이터이다. 그 두 가지가 일치하지 않는 이유는 인코더의 오차 때문이다.

각 알고리즘별 누적 오차는 다음과 같다.

표 5에서, <Borges>의 오차가 다른 알고리즘에 비해 크게 나타나며, 그 밖의 알고리즘간의 차이는 그리 크지 않음을 볼 수 있다. 일반적인 경우에는 <Proposed>가 특별히 두드러진 성능을 보여주지 않는다.

표 5. 일반적인 경우에서의 누적 오차 비교.

Table 5. Comparison of accumulated errors in normal case.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(rad) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.083088	0.024714
<Beveridge 2P>	0.081829	0.025341
<Beveridge ISPD>	0.082154	0.026066
<Borges>	2.375371	0.362489

표 6. 경우 1에서 <Proposed>의 향상도.

Table 6. Performance enhancements of <Proposed> in case 1.

비교 대상	병진 위치 오차 향상도(%)	회전각 오차 향상도(%)
<Beveridge 2P>	-1.54	2.47
<Beveridge ISPD>	-1.14	5.19
<Borges>	96.5	93.18

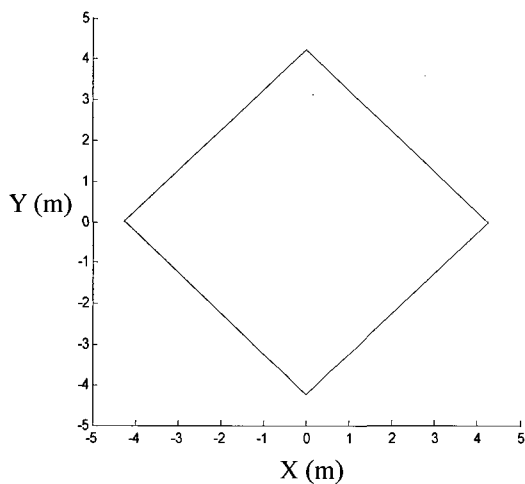


그림 6. 일반적인 경우의 모의 실험 환경.  
Fig. 6. Simulation environment for normal case.

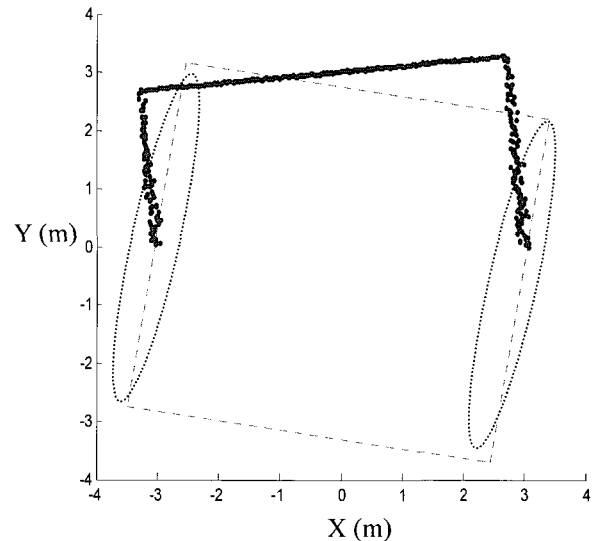


그림 8. 각 벽면의 분산이 다른 환경.  
Fig. 8. Environments with different wall variances.

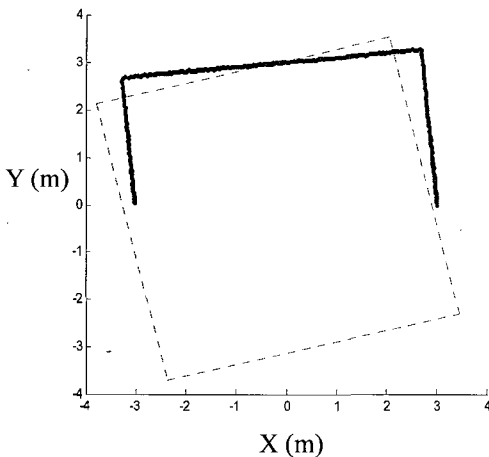


그림 7. 측정된 거리 데이터.  
Fig. 7. Measured range data.

다른 알고리즘에 대한 <Proposed>의 성능 향상도를 다음과 같이 정의했을 때,

$$Enhancement(\%) = \left( \frac{Error_{other} - Error_{proposed}}{Error_{other}} \right) \cdot 100 \quad (33)$$

이상의 결과는 다음 표와 같이 나타난다.

위 결과에서 볼 수 있듯이, <Proposed> 알고리즘이 <Beveridge> 알고리즘에 비해 크게 나은 점이 보이지 않는다.

2. 벽면의 특성이 다른 경우

벽면의 재질과 상태에 따라서, 어떤 벽면은 레이저 거리계로부터 획득한 데이터가 갖는 분산(variance)이 다른 벽면에 비해 큰 경우가 존재한다.

그림 8의 점선부분에서 획득한 거리 데이터는 다른 곳에 비해 5배의 분산을 갖도록 설정하였다. 이때의 위치 추정 결과는 다음과 같다.

표 7. 벽면에 따른 측정 데이터의 분산이 다를 때 누적 오차 비교.

Table 7. Comparison of accumulated errors with different wall variances.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(m) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.202310	0.037649
<Beveridge 2P>	0.208115	0.063054
<Beveridge ISPD>	0.207576	0.060877
<Borges>	3.023878	0.773088

표 8. 경우 2에서 <Proposed>의 향상도.

Table 8. Performance enhancements of <Proposed> in case 2.

비교 대상	병진 위치 오차 향상도(%)	회전각 오차 향상도(%)
<Beveridge 2P>	2.79	40.29
<Beveridge ISPD>	2.54	38.16
<Borges>	93.31	95.13

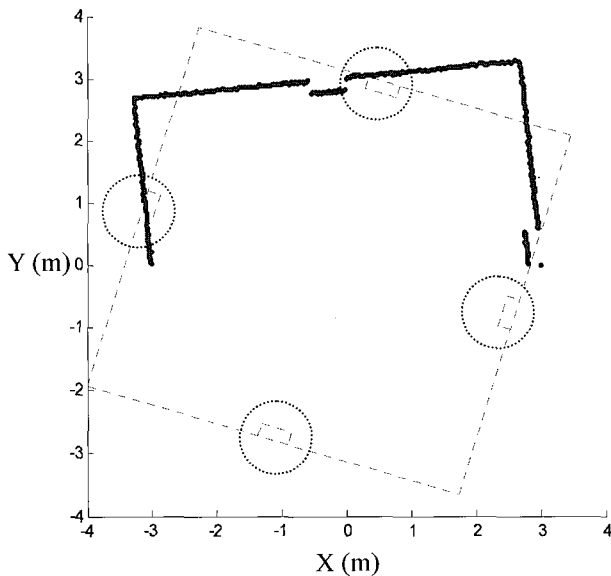


그림 9. 장애물이 존재하는 모의 환경.

Fig. 9. Simulation environments with obstacles.

표 9. 대응 공정에 오류가 발생한 경우 누적 오차 비교.

Table 9. Comparison of accumulated errors with matching errors.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(m) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.239050	0.037770
<Beveridge 2P>	0.884320	0.137570
<Beveridge ISPD>	0.827993	0.091713
<Borges>	3.793253	1.432189

표 10. 경우 3에서 <Proposed>의 향상도.

Table 10. Performance enhancements of <Proposed> in case 3.

비교 대상	병진 위치 오차 향상도(%)	회전각 오차 향상도(%)
<Beveridge 2P>	72.97	72.55
<Beveridge ISPD>	71.13	58.82
<Borges>	93.70	97.36

표 7에서 볼 수 있듯이, 분산을 고려한 <Proposed> 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 좋은 결과를 보임을 알 수 있다. <Proposed>의 성능 향상도는 표 8과 같다. <Borges>는 다른 알고리즘보다 그 정확도가 떨어지며, <Beveridge>와의 비교에서, 병진 위치 추정에서는 큰 차이를 보이지 않으나, 회전각 추정에서는 <Proposed>가 40%정도의 성능 향상을 보이고 있다.

3. 대응 공정에 오류가 발생한 경우

장애물이 벽면 가까이 존재하면, 장애물로부터 획득한 거리 데이터가 벽면으로 잘못 인식되는 경우가 발생한다. 그림 9의 원 부분처럼, 벽면 가까이에서 장애물이 위치하는 경우 잘못된 데이터가 전역 지도에 대응됨으로써 위치 추정 과정에서 큰 오차를 발생시킨다.

대응 공정상의 오류가 비교 대상인 모든 알고리즘에 걸쳐 동일하게 발생하는 경우, 알고리즘별 누적 오차와 <Proposed>의 성능 향상도를 각각 표 9와 표 10에 나타내었다.

병진 위치 추정은 70% 이상, 회전각 추정은 58% 이상의 성능 향상을 <Proposed> 알고리즘이 보여주고 있어, 대응 공정에 오류가 발생한 경우 매우 강인한 특성을 보여준다.

4. 시뮬레이션 결과 분석

표 3의 3가지 환경에서 시뮬레이션을 수행해 본 결과, <Proposed> 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 전체적으로 좋은 결과를 보임을 알 수 있다. 특히, 벽면의 특성이 다르거나 장애물로 인한 오류의 상황에서 다른 알고리즘에 비해 40% 이상의 좋은 성능을 보이는데, 이것은 제안하는 알고리즘이 레이저 거리계로부터 측정된 데이터의 특성, 즉 선분 특성과 관련된 모든 거리 데이터를 고려하고 거리 데이터의 길이와 분산을 함께 고려함으로써 정확도를 유지함과 동시에 강인하게 동작하기 때문이다.

IV. 실험

1. 세트를 이용한 실험

시뮬레이션으로 확인된 사항들을 실제 실험을 통해 확인하였다. 사용된 레이저 거리계는 III장에서 모델링되었던 SICK사의 LMS200이며, 이를 RS422을 통하여 PC에 연결하였다. PC의 OS는 Linux와 함께 RTAI를 탑재하여, 센서 제어의 실시간성을 증대시켰다. LMS200의 스캔 범위는 전면 180도이며, 스캔 각도의 간격은 0.5도로 설정하였다. 정밀한 측정이 필요하므로, 일반적인 실내 공간을 이용하지 않고, 실험을 위한 세트를 직접 제작하였다. 세트의 형태는 그림 10과 같다.

실험 방법은 LMS200의 실제 위치와 방향을 자를 이용하여 측정하고 이 값을 기준으로 각 알고리즘별로 추정된 위치 및 방향의 오차를 산출하였다.

실험 조건은 III장에서 언급된 표 3의 경우 1,2,3을 동일하



게 적용하였다. 각각의 경우에서 5회의 위치 추정을 실시하였고, 매회 발생한 위치 추정 오차를 누적시켜 그 크기를 알고리즘별로 비교하였다. 이를 바탕으로 (33)의 성능 향상도를 나타내었다.

1.1 일반적인 경우

그림 11은 일반적인 상황에서 획득한 측정 데이터를 보여주고 있다. 점으로 나타난 것이 측정 데이터이며, 실선과 실선을 가리키는 각각의 숫자는 측정 데이터로부터 찾아낸 선분 특징과 그 번호를 나타낸다. 점선은 오차가 있는 오도미터의 데이터로부터 파악한 로봇의 위치를 근거로 변형된 전역 지도를 나타낸다. 이때 오도미터의 데이터는 실제 위치에 가우시안 노이즈(Gaussian noise)를 첨가하여 생성된 가상의 데이터이다.

각 알고리즘에 따른 누적 오차는 표 11, <Proposed>의 성능 향상도는 표 12에 각각 나타내었다.

시뮬레이션에서와 마찬가지로, <Proposed>는 <Beveridge>와 는 비슷한 결과를 보이며, <Borges>는 다른 알고리즘에 비해 두 배 이상의 오차를 보임을 알 수 있다.

1.2 벽면의 특성이 다른 경우

그림 12는 벽면의 특성이 동일하지 않을 때 획득한 측정

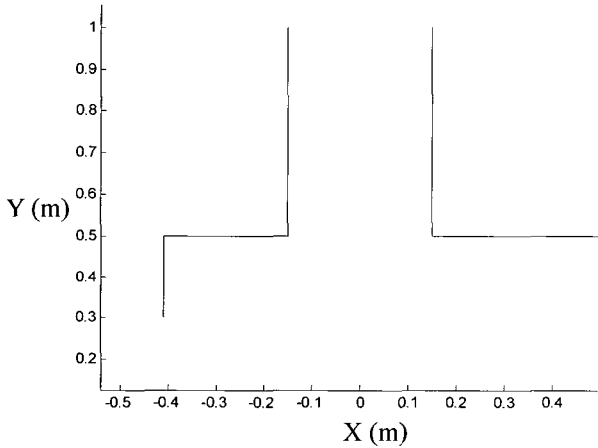


그림 10. 실험 세트의 형태.  
Fig. 10. Experimental set.

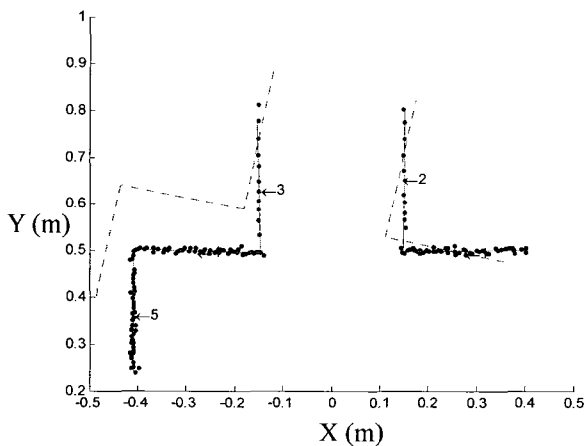


그림 11. 일반적인 경우.  
Fig. 11. Normal case.

표 11. 일반적인 경우에서의 누적 오차 비교.

Table 11. Comparison of accumulated errors in normal case.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(m) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.04689	0.02620
<Beveridge 2P>	0.04901	0.02385
<Beveridge ISPD>	0.04955	0.02983
<Borges>	0.09763	0.08725

표 12. 경우 1에서 <Proposed>의 향상도.

Table 12. Performance enhancements of <Proposed> in case 1.

비교 대상	병진 위치 오차 향상도(%)	회전각 오차 향상도(%)
<Beveridge 2P>	4.32	-9.86
<Beveridge ISPD>	5.37	12.17
<Borges>	51.97	69.98

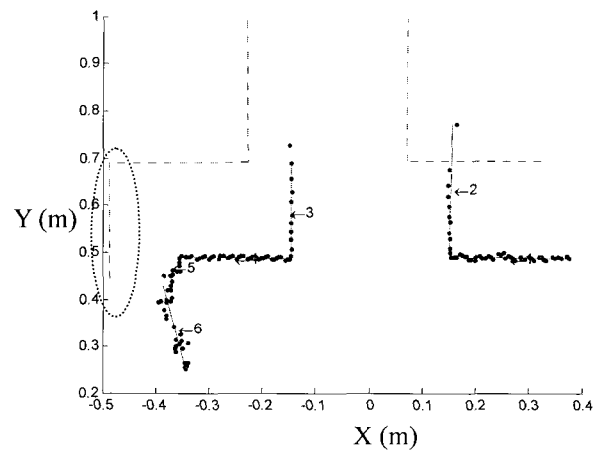


그림 12. 벽면이 특성이 다른 경우.

Fig. 12. Environments with different wall characteristics.

표 13. 선분 특징에 따른 분산.

Table 13. Variances of line segments.

선분 번호	분산(Variance) [ $\times 10^{-4}m^2$ ]
1	0.1328
2	0.1265
3	0.0088
4	0.0643
5	0.4914
6	0.7329

데이터를 보여주고 있다. 원으로 표시된 벽면은 빛에 대한 특성이 달라지도록 반투명 소재로 교체 설치하였다. 그림 11에서 5번 데이터 선분이 하나로 나타나지만 그림 12에서는 5번과 6번 두 개의 선분으로 인식되는 것을 볼 수 있다. 이는 점선원 내의 벽면의 특성상 획득된 거리 데이터의 분산이 커서 선분 특징을 얻어내는 과정에서 두 개의 선분으로 인식된 까닭이다.

각 선분 특징의 분산은 표 13과 같이 계산되었다. 위 표에서 볼 수 있듯이, 선분 특징 5번과 6번은 다른 선분 특징에 비해 큰 분산을 보인다.

알고리즘별 누적 오차는 표 14에, <Proposed>의 성능 향상도는 표 15에 잘 나타난다.

측정 데이터의 분산을 고려한 <Proposed> 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 정확한 결과를 보이고 있다. 병진 위치 추정은 60% 이상, 회전각 추정은 85% 이상의 향상도를 보인다.

1.3 대응 공정에 오류가 발생한 경우

그림 13은 장애물이 벽면 가까이 놓여있을 때의 상황을 보여주고 있다. 원으로 표시된 부분이 장애물로부터 측정된 데이터이다. 장애물이 벽면 가까이 있음으로 해서 장애물로부터 획득된 거리 데이터가 벽면으로 잘못 대응되는 상황이 발생한다. 이때, 각 알고리즘 별 누적 오차는 표 16에, <Proposed>의 성능 향상도는 표 17에 각각 나타내었다.

표 14. 벽면의 특성이 다른 경우 누적 오차 비교.

Table 14. Comparison of accumulated errors with different wall characteristics.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(m) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.060475	0.024595
<Beveridge 2P>	0.193795	0.188405
<Beveridge ISPD>	0.181525	0.165085
<Borges>	0.293745	0.838107

표 15. 경우 2에서 <Proposed>의 성능 향상도.

Table 15. Performance enhancements of <Proposed> in case 2.

비교 대상	병진 위치 오차 향상도(%)	회전각 오차 향상도(%)
<Beveridge 2P>	68.79	86.95
<Beveridge ISPD>	66.69	85.10
<Borges>	58.48	97.55

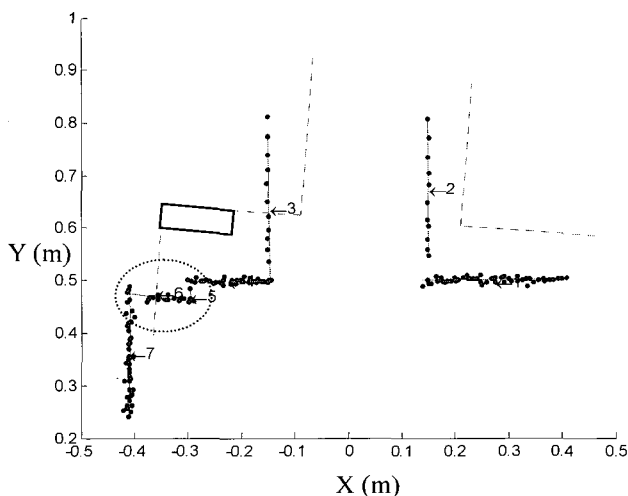


그림 13. 장애물로 인해 대응 공정에 오류가 생긴 경우.  
Fig. 13. Experiments with matching errors caused by an obstacle.

표 16. 대응 공정에 오류가 발생한 경우 알고리즘별 누적 오차 비교.

Table 16. Comparison of accumulated errors with matching errors.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(m) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.04795	0.05081
<Beveridge 2P>	0.10824	0.15730
<Beveridge ISPD>	0.10106	0.14012
<Borges>	0.15395	0.12206

표 17. 경우 3에서 <Proposed>의 성능 향상도.

Table 17. Performance enhancements of <Proposed> in case 3.

비교 대상	병진 위치 오차 향상도(%)	회전각 오차 향상도(%)
<Beveridge 2P>	55.70	67.70
<Beveridge ISPD>	52.55	63.74
<Borges>	68.85	58.38

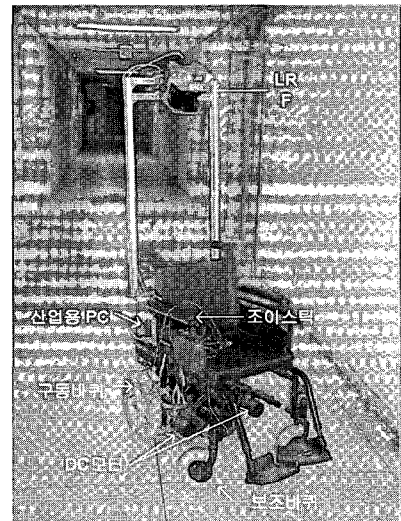


그림 14. 전동 휠체어 시스템.  
Fig. 14. Powered wheelchair system.

비용 함수를 새롭게 정의한 <Proposed> 알고리즘이 전체적으로 높은 성능을 보이고 있다. 병진 위치 추정은 50%이상, 회전각 추정은 60%이상의 성능 향상이 보인다.

2. 로봇을 이용한 실험

이상의 결과를 실제 로봇에 적용시켜보았다. 그림 14는 본 논문에서 사용한 전동 휠체어 시스템으로서 PentiumIII-550MHz의 Industrial PC를 장착하고 있으며 리눅스(Linux)에 실시간 OS인 RTAI를 설치하였다. 자세한 사양과 특징은 [25]와 같으며, 본 논문에서는 레이저 거리계의 해상도를 0.5 degree로 설정하여 실험하였다.

실험은 한국과학기술원 전자과 복도를 약 10미터 가량 이동하며 이루어졌다. 복도의 지정된 위치에서 로봇의 실제 위

치 및 방향을 측정하고 모터 인코더 및 레이저 거리계의 데이터를 읽어 들어 위치 추정을 수행하였다. 로봇의 실제 위치 및 방향은 끝이 뾰족한 두 개의 추를 로봇의 좌우에 장착하여 측정하였으며, 이를 기준으로 표 4의 알고리즘 중에서 비교적 큰 오차를 보이는 <Borges>를 제외한 다른 알고리즘의 위치 추정 성능을 비교하였다.

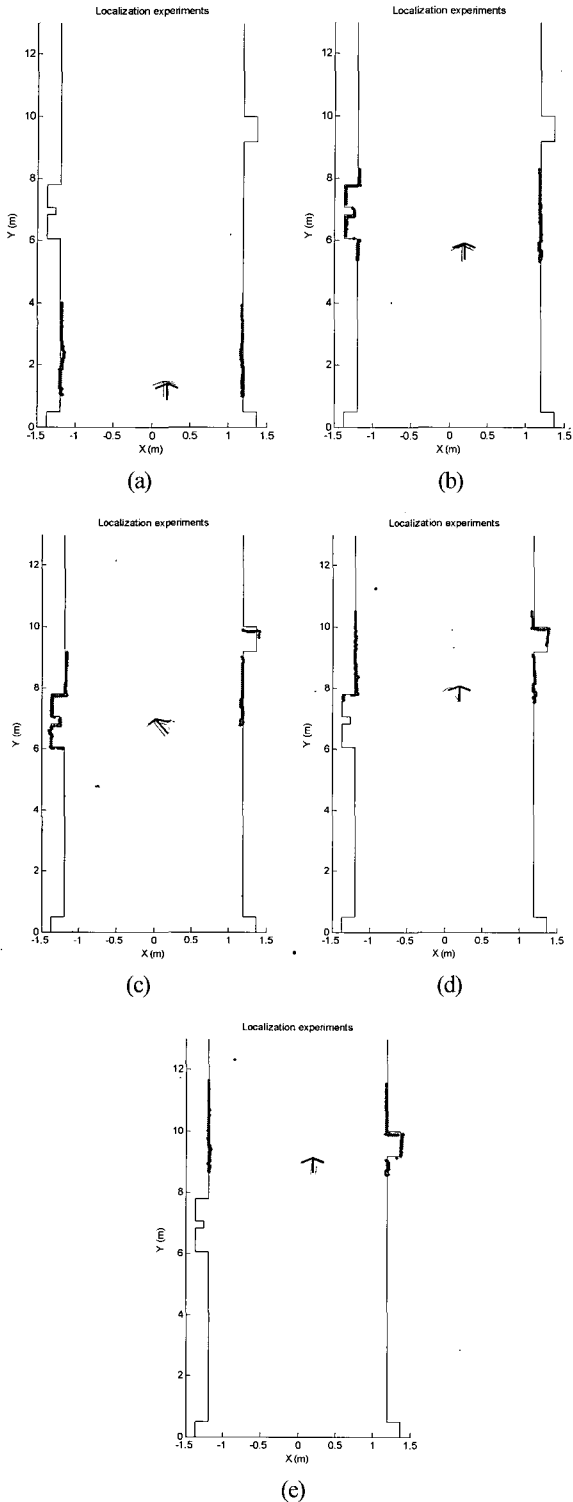


그림 15. (a.e). 복도에서의 위치추정 실험.  
Fig. 15. (a.e). Localization in a corridor.

표 18. 일반적인 경우에서의 누적 오차 비교.

Table 18. Comparison of accumulated errors in normal case.

	병진 위치 오차(m) (Translation error)	회전각 오차(rad) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.1357	0.04423
<Beveridge 2P>	0.1546	0.05022
<Beveridge ISPD>	0.1571	0.04877

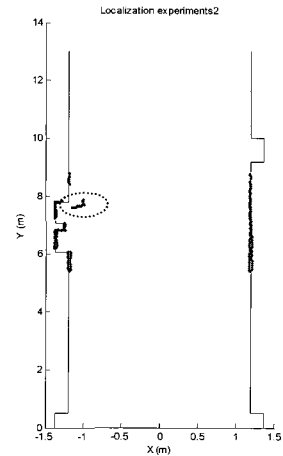


그림 16. 장애물이 있을 경우의 위치 추정 결과.

Fig. 16. Localization results with an obstacle.

표 19. 대응 공정에 오류가 발생한 경우 누적 오차 비교.

Table 19. Comparison of accumulated errors with matching errors.

	병진 위치 오차 (m) (Translation error)	회전각 오차 (rad) (Rotation angle error)
<Proposed>	0.1524	0.0456
<Beveridge 2P>	0.2172	0.1099
<Beveridge ISPD>	0.2197	0.1781

그림 15는 제안된 알고리즘을 이용한 위치추정 결과를 나타낸 그림이다. 검정색 실선은 지도로서 복도 환경을 나타내며 붉은 점들은 현재 로봇의 위치에서 측정된 레이저 거리계 데이터를 제안된 알고리즘으로부터 추정된 로봇의 위치를 중심으로 그려진 것이다. 각 그림 중앙의 화살표들은 로봇의 위치로서 흑색 실선은 실제 로봇의 위치를, 청색 실선은 제안된 알고리즘으로부터 추정된 로봇의 위치를, 그리고 적색 점선은 인코더 데이터로부터 추정된 로봇의 위치이다. 이때 인코더 오차는 누적시키지 않았으며 각 측정 스텝간의 위치 변화만 나타낸 것이다.

표 18은 일반적인 경우에서 총 10회의 위치 추정 실험을 수행하고 각 알고리즘별로 누적된 오차를 정리한 것이다. 제안된 알고리즘이 10%정도 정확한 결과를 보이지만 큰 차이는 없다.

다음은 벽 가까이 장애물을 위치시켜 일부의 위치 추정에서 오류가 발생하는 경우를 실험하였다. 그림 16은 실험의

일부를 나타낸 것으로 점선원으로 표기된 부분이 장애물로부터 획득한 거리 데이터이다. 잘못된 데이터로 인한 대응 공정상의 오류는 모든 위치 추정 알고리즘에 동일하게 반영되었으며 실험 동안 총 3회의 대응 공정상 오류가 발생하였다. 표 19에 의하면 제안된 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 병진 위치 오차는 30%, 회전각 오차는 50% 정도 개선된 결과를 보임을 알 수 있다.

또한, 측정된 선분의 수에 따라 약간의 차이가 있으나 제안된 알고리즘의 수행시간은 10ms 이내로 나타났다. 이는 설정된 레이저 거리계의 스캔 주기[25]가 약 32ms임을 고려할 때 충분히 짧은 시간이며 로봇에 탑재되는 PC의 성능에 따라 개선될 수 있으므로 알고리즘의 실시간성에는 문제가 없다.

### 3. 실험 결과 분석

일련의 실험을 통해 III장의 시뮬레이션 결과를 검증하였다. 시뮬레이션의 결과와 마찬가지로 특성이 다른 벽면이 존재하거나 장애물로 인한 대응 공정에서의 오류가 발생할 경우 제안된 알고리즘이 다른 알고리즘보다 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 실험시 측정된 오차의 크기가 시뮬레이션때와 다른 이유는 로봇 및 레이저 거리계의 실제 위치에 오차가 포함될 수 있으며 실험 환경을 나타내는 지도의 정확성도 영향을 미치기 때문이다.

## VI. 결론

본 연구에서는 레이저 거리계를 장착한 로봇을 위한 새로운 위치 추정 알고리즘을 제안하였다. 정확도를 유지하면서 강인성을 향상시키기 위해 새로운 비용함수를 정의하였고, 이를 이용한 위치 추정 알고리즘을 시뮬레이션과 실험을 통해 확인하였다. 특히 특성이 각기 다른 벽면으로 인해 측정 데이터의 분산이 달라지는 경우와, 장애물로 인한 대응 공정에 오류가 발생하는 경우에서 제안하는 알고리즘이 여타 기존의 알고리즘에 비해 50%이상의 향상된 성능을 보임을 확인하였다. 이는 데이터로부터 추출된 교점 특징 혹은 선분 특징을 기반으로 하는 기존의 알고리즘들에 비해, 측정 데이터의 특성을 적극 활용하는 본 알고리즘이 더욱 정확하고 강인하게 동작함을 의미한다.

본 연구는 레이저 거리계를 장착한 로봇에 국한되어 작성되었으나, 이와 유사한 IR 거리계 등 거리 데이터를 출력하는 다른 센서를 이용하는 로봇에도 적용될 수 있다.

로봇이 활동하는 환경에 대한 전역 지도가 항상 주어지는 것이 아니다. 그로 인해, 환경에 대한 지도 작성을 위치 추정과 동시에 수행하는 문제(Simultaneous Localization And Map building, SLAM)가 대두되고 있으며, 활발한 연구가 진행되고 있다. 본 연구를 확장하여 SLAM문제에 적용하면 보다 견고한 알고리즘을 작성할 수 있을 것이다.

## 참고문헌

- [1] 차영엽, 권대갑, "METRO-레이저 거리계를 장착한 자율 이동로봇," 제어 · 자동화 · 시스템 공학 논문지, 제2권, 제3호, pp. 200-208, 1996.
- [2] G Dudek, "Vision-based robot localization without explicit object models," *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 76-81, 1996.
- [3] A. Elfes, "Sonar-based real-world mapping and navigation," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 3, pp. 249-265, 1987.
- [4] Anousaki, "Simultaneous localization and map building for mobile robot navigation," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 6, no. 3, pp. 42-53, 1999.
- [5] I. J. Cox, "Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle," *IEEE Transactions on Robotics and Automation: a publication of the IEEE Robotics and Automation Society*, vol. 7, no. 2, pp. 193-204, 1991.
- [6] F. Lu, "Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 18, no. 3, pp. 249-275, 1997.
- [7] A. Elfes, "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation," *IEEE Computer Society*, vol. 22, no. 6, pp. 46-57, 1989.
- [8] A. Lankenau, T. Rofer, "Mobile robot self-localization in large-scale environments," *Proceedings-IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 2, pp. 1359-1364, 2002.
- [9] R. Mázl, "Range scan-based localization methods for mobile robots in complex environments," *Proceedings-IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, pp. 280-285, 2001.
- [10] N. Tomatis, "Hybrid simultaneous localization and map building: a natural integration of topological and metric," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 44, no. 1, pp. 3-14, 2003.
- [11] T. Einsele, "Localization in indoor environments using a panoramic laser range finder," Thesis for a Doctorate, Technischen Universität, 2000.
- [12] G. S. Lionis, "A laser scanner based mobile robot SLAM algorithm with improved convergence properties," *Proceedings - IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 1, pp. 582-587, 2002.
- [13] J. Mota, "Mobile robot localization on reconstructed 3D models," *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, vol. 31, no. 1, pp. 17-30, 2000.
- [14] N. Ayache, "Hyper: a new approach for the recognition and positioning of 2D objects," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 1, pp. 44-54, 1986.
- [15] Y. D. Kwon, "A stochastic map building method for mobile robot by using 2D laser scanner," *Autonomous Robots*, vol. 7, no. 1, pp. 187-200, 1999.
- [16] C. F. Chang, "Laser pose tracking for a mobile robot using fuzzy adaptive extended information filtering," *American Control Conference*, vol. 3, pp. 2471-2476, 2003.
- [17] 이현구, "레이저 레인지 파인더를 이용한 다수의 AMR의 Localization에 대한 연구," 한국 자동 제어 학술 회의 논문집, pp. c329-c332, 1999.
- [18] L. Zhang, "Line segment based map building and localization using 2D laser rangefinder," *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 3, pp. 2538-2543, 2000.
- [19] C. Pradaliar, "Concurrent matching, localization and map building using invariant features," *Proceedings-IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 514-520, 2002.
- [20] X. Zezhong, "Map building and localization using 2D range scanner," *Proceedings-IEEE Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, vol. 2, pp. 848-853,

2003.

[21] G. A. Borges, "Optimal mobile robot pose estimation using geometrical maps," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 18, no. 1, pp. 87-94, 2002.

[22] C. Chen, "Adaptive pose and location estimation for indoor mobile robot," *Proceedings - IEEE Intelligent Transportation Systems*, vol. 2, pp. 1616-1621, 2003.

[23] J. R. Beveridge, "How easy is matching 2D line models using local search?," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 6, pp. 564-579, 1997.

[24] K. P. Chong, *An Introduction to Optimization*, 2nd, Wiley, 2001.

[25] 김성진, 김병국, "전동 휠체어의 자유주행을 위한 실시간 제어 구조의 개발," *제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지* 제10권, 제10호, 2004.



**손희진**

1975년 3월 25일생. 2000년 경북대학교 전자공학과 졸업. 2002년 한국과학기술원 전기전자전공 석사. 2002년~현재 동 대학원 전기전자전공 박사과정 재학중. 관심분야는 이동로봇, 제어 소프트웨어 구조.



**김병국**

1952년 10월 5일생. 1975년 서울대학교 전자공학과 졸업. 1977년 한국과학기술원 전기 및 전자 공학과 석사. 1981년 동 대학원 박사. 1981년~1986년 우진계기(주) 연구실장. 1982년~1984년 University of Michigan 방문 연구. 1986년~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 교수. 관심분야는 실시간 시스템, 로보틱스, 임베디드 제어.